

基于国际形势原材料价格波动下的供应链采购决策与分析

王 剑

国网浙江省电力有限公司物资分公司, 浙江 杭州

收稿日期: 2022年11月17日; 录用日期: 2022年12月20日; 发布日期: 2022年12月27日

摘 要

在当前国际大宗原材料价格不断涨价的背景之下, 电力设备采购成本不断增加, 准确分析与预测物资采购趋势, 有效支撑供应链采购决策, 从而提升资源利用效率。为应对原材料价格上行的压力, 电力企业以成品预测为核心目标, 基于原料价格、社会经济因素、物资采购方面进行数据收集与清洗的基础上, 创新采用基于多因素下金属价格预测和时空特征提取的金属价格组合预测方法, 结合神经网络算法模型, 搭建基于国际形式原材料价格波动下的供应链采购决策模型过程。该模型可操作性强、应用范围广、与时俱进, 能够更好地满足电力企业的需求, 为物资供应质效提升提供有力支撑。

关键词

供应链采购, 价格趋势预测, 神经网络

Supply Chain Purchasing Decision and Analysis Based on the Fluctuation of Raw Material Prices in the International Situation

Jian Wang

State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Materials Branch, Hangzhou Zhejiang

Received: Nov. 17th, 2022; accepted: Dec. 20th, 2022; published: Dec. 27th, 2022

Abstract

Under the background of the rising prices of international bulk raw materials, the procurement cost of power equipment is increasing. Accurate analysis and prediction of material procurement

trends can effectively support supply chain procurement decisions, thereby improving resource utilization efficiency. In order to cope with the upward pressure on raw material prices, power companies take the forecast of finished products as the core goal, and on the basis of data collection and cleaning based on raw material prices, social and economic factors, and material procurement and innovatively adopt multi-factor metal price forecasting and spatiotemporal feature extraction. The combination forecasting method of metal price, combined with the neural network algorithm model, builds the supply chain procurement decision-making model process based on the fluctuation of international raw material prices. The model has strong operability, wide application range and keeps pace with the times, which can better meet the needs of power enterprises and provide strong support for the improvement of material supply quality and efficiency.

Keywords

Supply Chain Procurement, Price Trend Prediction, Neural Network

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 背景

受海外疫情蔓延、全球流动性宽松等多重因素影响,铁矿石、钢铁、铜、铝等大宗原材料商品价格连创新高[1]。物资供应链采购作为物资供应链管理的源头,面对原材料价格上行的压力,如何有效利用数据技术,实现对物资采购价格的把控和决策分析至关重要。

为进一步提升物资供应链采购的数字化水平,依托原料价格、社会经济因素、物资采购数据等内外部数据,应用数据挖掘、深度学习、神经网络等数据分析与模型预测技术,智能分析采购价格及供应商中标价格差异,预测物资采购趋势,有效支撑合理招标采购价格匡算、未来物资履约价格趋势预判以及招标价格区间设置,从而提升资源利用效率,优化整体营商环境,保障物资供应质效。

2. 研究综述

从 20 世纪初起,大宗原材料价格预测逐渐引起了学者和研究机构对关注。但当时对于原材料价格的预测多为经济学和管理学的传统方案,以趋势性判断为主,预测精度偏低[2]。尽管不断有学者对传统方案进行细化,如 RADETZKI [3]和王高尚[4]都曾利用基本面分析、结构分析和对比分析等方法分别对近 10 年的铝、铜、石油、镍的价格进行预测分析,但误差大多超过 20%。

进入 20 世纪 70 年代后,在石油危机、美元与黄金脱钩、西方国家向后工业化过渡等因素的影响之下,以石油为代表的原材料价格大幅上涨,原材料价格预测一度成为当时学术研究的热点。以刘斌[5]、王蕾[6]为首的学者开始将计量经济学的方案引入价格预测当中。这一阶段的价格预测与实际间的偏差有所缩小,一般小于 20%,但受到数据平稳性和独立性等限制要求且对使用者的理论基础要求较高,实用性不强。

随着人工智能作为一门学科的兴起,学者发现人工智能有助于解决非线性复杂关系,这个与价格的不确定性、非线性、时间不可逆等的特征相契合。因此,学者将人工智能应用于价格预测,其中人工神经网络预测法和小波分析预测法是主要研究方向[7]。这一阶段价格预测的准确性得到有效提升,偏差控制在 10% 以内,并且不受数据平稳性和独立性的要求,但仍对模型使用者的理论基础要求较高,

不易推广。

进入二十一世纪以来，全球化程度不断加深，影响各国经济波动的因素不断增多，人们对价格预测的精度要求提升。因此，混合模型预测方法兴起，通过多种模型的交叉融合对大宗原材料进行价格预测，学者崔金鑫[8]等人将生物学的算法引入价格预测，构建 CEEMDAN-PSO-ELM 模型。从实证结果来看，该模型预测误差指标数值最低，且方向精准性指标数值最高。

3. 算法及应用

以成品预测为核心目标，基于原料价格、社会经济因素、物资采购方面进行数据收集与清洗的基础上，创新性的采用基于多因素下金属价格预测和时空特征提取的金属价格组合预测方法，结合 LSTM 神经网络、CNN 神经网络、RSAR 神经网络、回归模型等算法模型，开展建模与分析工作，搭建基于国际形式原材料价格波动下的供应链采购决策模型过程。

3.1. 理论描述

原料预测分析会基于多因素下金属价格预测和时空特征提取的金属价格预测进行组合优化[9]，形成最终的预测结果，如图 1 所示。

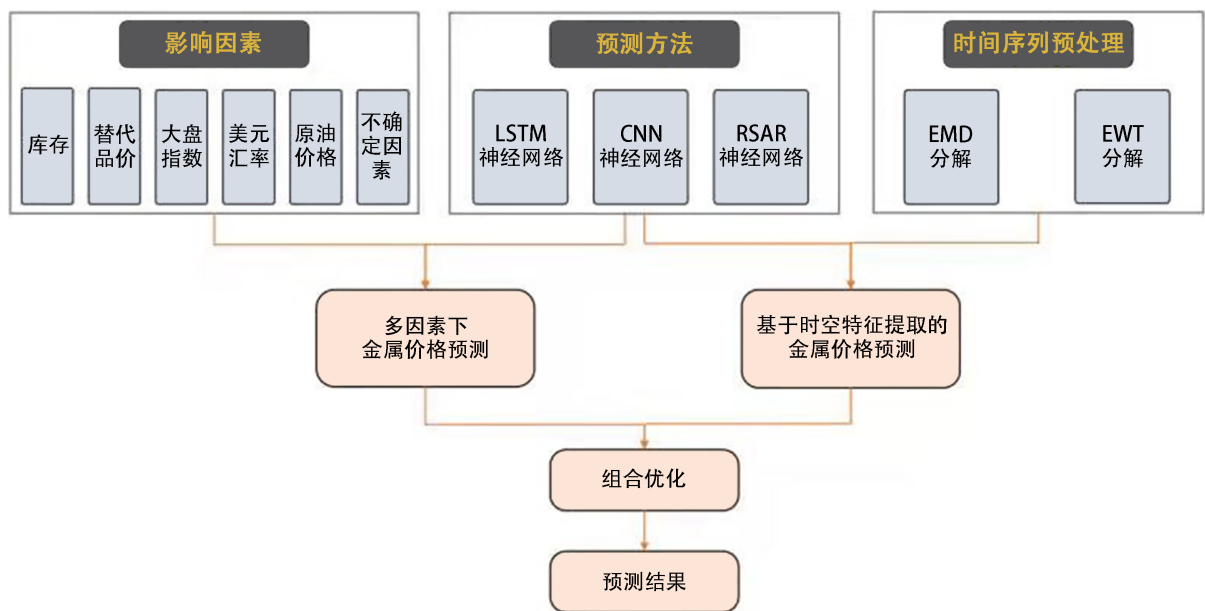


Figure 1. Combined forecasting method combining multi-factor forecasting and time series forecasting

图 1. 多因素预测与时间序列预测结合的组合预测方法

3.1.1. 多因素铜价预测

从近年来的铜市场情况、铜的供需情况、我国的政策情况以及相关的不确定因素几个角度进行分析，了解到铜价格的波动是受到了多重因素的影响。对铜价格的影响因素进行了梳理与分析，基于此对铜价格序列是一个波动情况较为复杂的序列进行预测。

基于铜库存量、铜产量、废铜进口量、人民币汇率(CFETS)、消费者物价指数(CPI)和生产价格指数(PPI)等影响因素对铜价格进行预测[10]。其中 6 种影响因素作为铜价格预测模型的自变量，铜价格作为因变量，将数据划分为训练集和测试集后，再采用 BP 神经网络、ELMAN 神经网络和 WNN 神经网络构建多因素下的铜价格预测模型对铜价格进行预测，从而对未来半年的铜价格波动情况进行预测。

ELMAN 神经网络是一种典型的动态递归神经网络，可用于预测铜价。其基本公式如下：

$$y(k) = g(w^3 x(k)) \quad (1)$$

$$x(k) = f(w^1 x_c(k) + w^2 (u(k-1))) \quad (2)$$

$$x_c(k) = x(k-1) \quad (3)$$

其中， y 是 m 维输出节点神经元向量， x 为 n 维隐藏层节点神经元向量， u 为输入节点神经元向量， x_c 为 n 维反馈传递向量， w^3 为隐藏层节点到输入层节点之间的连接权重值， w^2 为输入层节点到隐藏层节点之间的连接权重值， w^1 为承接层节点到隐藏层节点间的权重值， $g(*)$ 为输出神经元的传递函数， $f(*)$ 为隐藏层神经元的传递函数。

小波神经网络 WNN 是以小波变换为基础的神经网络模型，可用于预测铜价。小波变换是一种建立在傅里叶变换基础上的新的数据变换处理方法，因此可以更好地从时间序列中提取有用的特征信息。基本公式如下：

$$u_i = \sum_{j=1}^m w_{jk} \cdot x^T \quad (4)$$

$$h_i = \psi\left(\frac{u_i - b_i}{a_i}\right) \quad (5)$$

$$y = \sum_{j=1}^m w_{jk} \cdot h_i \quad (6)$$

其中， u_i 、 h_i ($i=1,2,\dots,n$) 分别为隐藏层第 i 个时刻的网络输入值与输出值。

为了可以准确地评价模型的预测精确度，采用平均相对绝对误差(MAPE)和均方误差(RMSE)两种评估指标对预测结果进行评估。以电力电缆中的主要原材料铜价为例，WNN 的预测效果最好，MAPE 为 2.04%，RMSE 为 22.68。对于中长期铜价格预测，存在某些点预测值偏离，但总体趋势拟合较好。

3.1.2. 基于时空特征提取的时间序列的铜价预测

该模型先用 LSTM 从日常铜价格数据列中提取时间序列(从 2019.1.1 开始至今的铜价日数据)特征，LSTM 可以解决 RNN 实现过程中梯度爆炸或消失问题，其计算公式如下：

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (7)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (8)$$

$$\tilde{C} = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (9)$$

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C} \quad (10)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (11)$$

$$h_t = o_t \times \tanh(C_t) \quad (12)$$

其中，遗忘门 f_t 让循环神经网络遗忘无用信息。输入门包括 i_t 和 \tilde{C} ，一部分是使用包含 sigmoid 层的输入门决定加入的新信息，另一部分是使用 tanh 函数产生一个新的候选向量。由此，更新细胞状态 C_t 。输出门 o_t 需要使用 sigmoid 激活函数确定输出内容，然后再使用 tanh 激活函数对细胞状态的内容进行处理。

接着用正则化自注意力机制克服神经网络易陷入局部最优和丢失时空特征的缺点，自注意力机制使解码器重点关注源数据中的特定部分：

$$e_{ij} = \frac{f(x_i)^T g(x_j)}{\sqrt{d_k}} \tag{13}$$

$$a_{ij} = \text{softmax}(e_{ij}) = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_j \exp(e_{ij})} \tag{14}$$

$$o = a_{ij}h(x_i) = \text{softmax}(e_{ij})h(x_i) \tag{15}$$

其中， e_{ij} 表示第 i 个值和第 j 个值之间的关系， $\sqrt{d_k}$ 表示 $f(x_i)$ 矩阵维度的平方根，因此使得收敛速度比其他模型更快。通过 **softmax** 函数分配注意力权重 a_{ij} ，而 o 表示正则化自注意力特征图。

然后通过卷积神经网络结构，提取每日贵金属价格的空间特征，最后用全连接层来提取铜价时间序列数据的关键特征进行铜价预测。

接下来将两种预测结果进行组合。通过构建一个目标函数，使得目标函数在相应的权重下达到最小值或者最大值。本模型采用的目标函数有最大化预测有效度，最小化误差平方和等等。通过遗传算法来计算最小化误差平方和从而确定各模型的权重系数，然后将两种预测方法结果进行线性加权，得到最优预测结果。最终将以上数据分析和各类预测方法进行系统性的整合，形成完整的原料价格预测体系，保障在模型自动预测的过程中，专家意见可以接入调整，形成人与机器的联合预测。

将原材料价格时间序列划分为训练集和验证集后，输入训练好的模型进行预测，对预测结果进行评估。以电力电缆中的主要原材料铜价为例，MAPE 为 1.94%，RMSE 为 21.65。对于铜价格预测存在某些点预测值偏离较，但对于整体的波动趋势拟合较好。

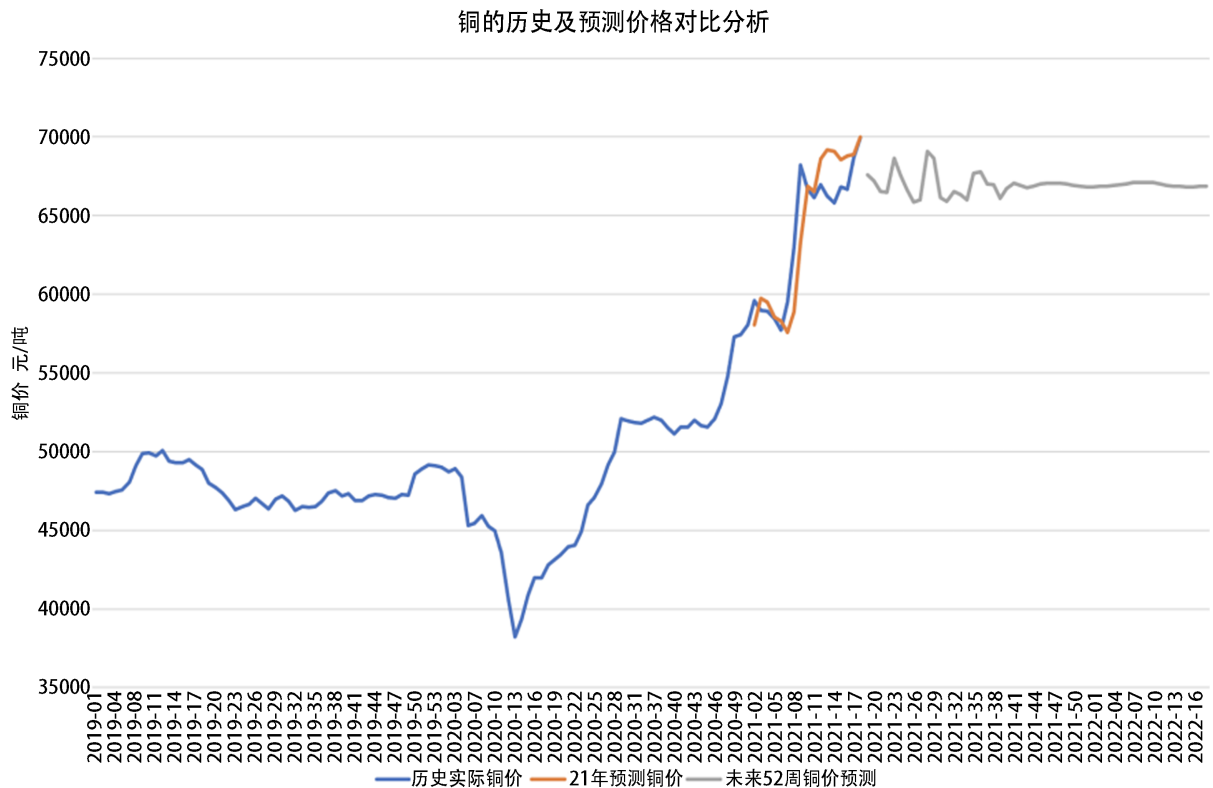


Figure 2. Comparative analysis of historical and forecast copper prices

图 2. 铜的历史及预测价格对比分析

3.2. 原材料趋势预测

针对原材料未来价格预测,主要基于多因素下预测模型和时空特征提取模型对核心原材料的价格做时间序列预测。针对铜的价格预测分析,分别选取铝现货价格、仓单数量、人民币兑美元汇率、原油期货估算价进行模型构建[11]。主要包含三步:基于历史数据(2019.1~2020.12)在周维度构建铜的价格预测模型、预测与实际价格对比、对未来 52 周进行价格预测。

1) 模型预测的拟合度高

铜价格预测模型结果如图 2 所示,对比 21 年前 17 周的预测价格和实际价格,发现预测结果与实际偏差较小,MAPE 为 2.46%,模型能够反映未来价格趋势以及铜价的涨幅水平。

2) 未来铜价呈现震荡下降状态,最终趋于平缓

20 年由于疫情因素的影响,铜价逐步上升,并在 21 年的上半年仍然会受到疫情影响导致价格不断震荡,但总体呈现下降趋势,随着疫情的逐渐稳定,铜价预计于 21 年下半年开始逐步趋于平缓。

3.3. 成品与原材料价格回归分析

针对成品的招标价格分析,基于回归模型构建原材料与成品招标价格的关系。线性回归法主要针对自变量少的情况下对目标值进行预测,通过自变量与目标间的特征评估出一种合理的线性关系,该算法主要是利用数理统计中回归分析,确定相关量及预测量之间相互关联依赖的关系度,在实际业务中应用十分广泛。其模型为 $y = a + bx$,其中回归系数用最小二乘法来求解:

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (16)$$

$$a = \bar{y} - b\bar{x} \quad (17)$$

以架空绝缘导线、电力电缆这两大类物资类别为例,将历史 116 周原材料价格代入回归模型,观测原材料与招标价格之间的关联程度。

1) 回归模型对成品价格解释程度好

图 3 阐述了电力电缆对成品中标价格和中标前 30 天铜均价进行回归分析,时间长度为 116 周(2019 年 1 周~2021 年 17 周)。可以看到各物料与铜价的趋势基本吻合,回归模型的对中标价格的解释程度较好。

2) 原料均价观测时间越长,偶然性因素越低,价格关系越稳定

模型采用中标日期前 30 天和前 7 天的平均铜价作为输入值来构建回归模型,从结果来看,以前 30 天的铜价构建对预测的结果更为准确,前 7 天的模型在结果上偏低。

3) 主原料占比越大,价格越敏感

在物料层面,不同物料对铜价的敏感程度不同。针对电力电缆,可以发现截面越大,对铜价的价格变动越敏感(见图 3)。

3.4. 成品价格趋势预测

通过结合 3.2、3.3 这两部分的模型结果,对成品价格进行趋势预测。以电力电缆为例,模型对未来 52 周(自 2021 年 19 周)的电力电缆的中标价格进行预测,预测结果如图 4 所示。随着铜价的波动及对原料的价格敏感性,各成品的中标价格波动趋势符合预计。

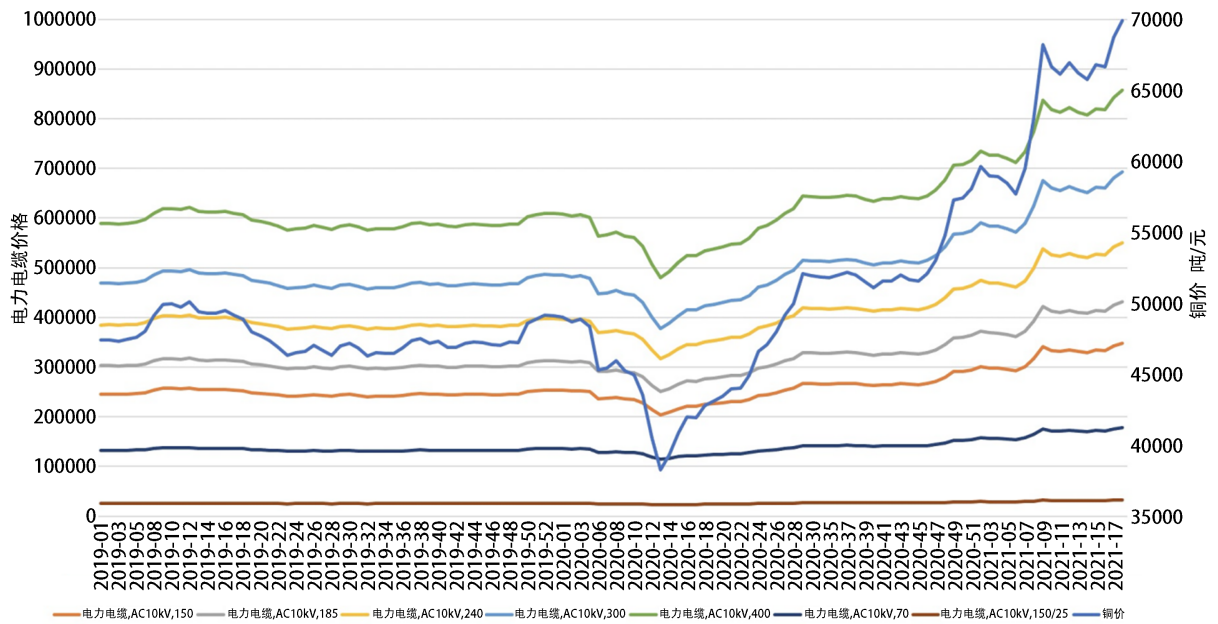


Figure 3. Comparison of winning bid price of power cable and copper price based on regression model
图 3. 基于回归模型的电力电缆中标价格与铜价对比

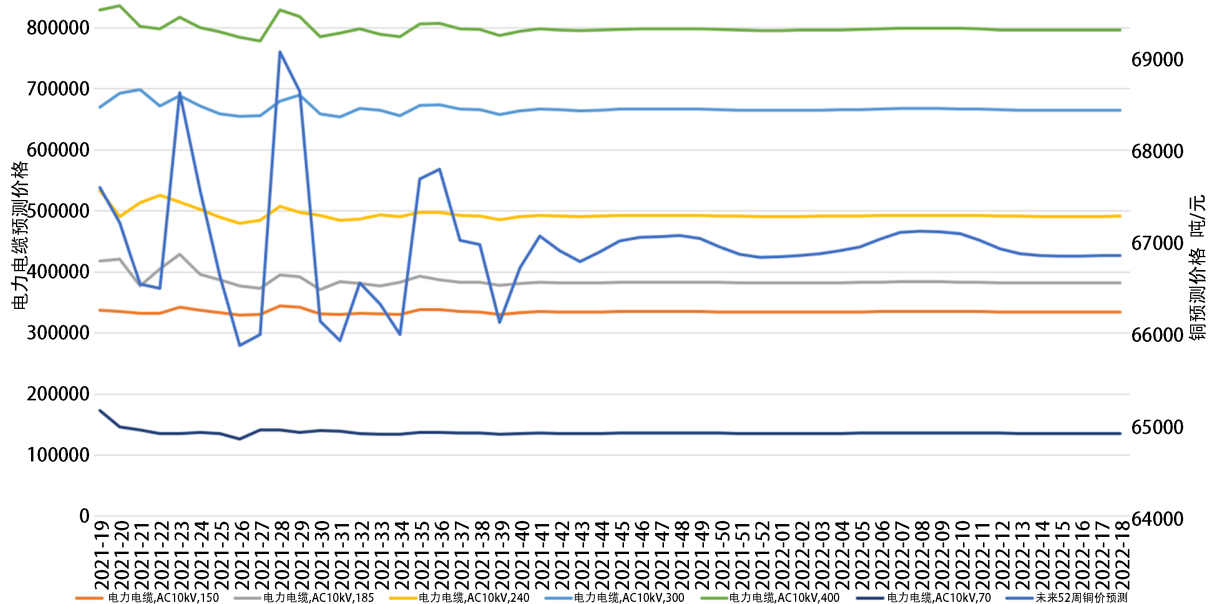


Figure 4. Power cable forecast analysis for the next 52 weeks
图 4. 电力电缆未来 52 周预测分析

4. 成效及前景

1、合理匡算招标价格，提高资金运用效率

通过数据分析挖掘招投标中的价格数据与公共数据，精准预估招标价格，预测准确率达到 95% 以上，避免出现框架协议采购金额低估或超标的现象发生，降低部分供应商获取超额利润的可能性，同时可以指导招标过程中根据原料价格、人工成本等基数设定最高限价等策略，引导行业良性竞争，有效节约招标的资金成本，优化资金利用率。

2、趋势预测履约价格，保障物资供应质效

综合考虑框架执行时间周期、原料价格波动对物资的影响，通过预测未来物资价格走势，保障框架协议履约期间供应商的合理利润空间，有效避免物资价格偏离供应成本价格，保障电网物资供应的质量和效率。

3、预判招标价格区间，提升风险防控能力

运用预判招标价格合理区间，能够实现对供应商异常报价行为的识别，通过对设定偏度阈值，识别典型的围标串标和低价抢标行为，显著降低围标串标与低价抢标风险，提升招标廉政风险防控能力。

4、指导供应链采购决策，强化数据支撑能力

通过数据分析与挖掘技术，结合采购决策业务问题进行数据建模与分析，以数据指导采购，发挥数据要素引领作用，激活数据资产价值。同时提炼形成典型经验，不断提升数据能力，实现供应链采购决策过程的自动化与智能化。

参考文献

- [1] 吴长荣, 陶婷婷. 原材料价格上涨对江苏工业经济的影响[J]. 现代管理科学, 2022(2): 32-41.
- [2] 潘昭帅, 张照志, 吴晴. 大宗矿产品价格预测方法的发展综述[J]. 中国矿业, 2022, 31(3): 20-30.
- [3] Radetzki, M. (1983) Long-Run Price Prospects for Aluminium and Copper. *Natural Resources Forum*, 7, 23-36. <https://doi.org/10.1111/j.1477-8947.1983.tb00016.x>
- [4] 王高尚. 后危机时代矿产品价格趋势分析[J]. 地球学报, 2010, 31(5): 629-634.
- [5] 刘斌. 基于 ARIMA 模型的中国钢铁价格分析预测[D]: [硕士学位论文]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2006.
- [6] 王婧, 胡德文, 相洪波. 2015 年铁矿石价格预测——采用指数平滑法[J]. 中国国土资源经济, 2014, 27(2): 51-54+61.
- [7] 李晨, 尹常永, 李奇洁. 电力系统负荷预测研究综述[J]. 电子世界, 2021(16): 81-82. <https://doi.org/10.19353/j.cnki.dzsj.2021.16.039>
- [8] 崔金鑫, 邹辉文. 原油期货价格预测模型 CEEMDAN-PSO-ELM [J]. 计算机系统应用, 2020, 29(2): 28-39. <https://doi.org/10.15888/j.cnki.csa.007224>
- [9] 李旭. 基于机器学习的有色金属期货价格预测及应用研究[D]: [硕士学位论文]. 扬州: 扬州大学, 2022. <https://doi.org/10.27441/d.cnki.gyzdu.2022.000543>
- [10] 王晓敏. 多因素和时间序列下铜价格预测模型的构建及应用[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安建筑科技大学, 2020. <https://doi.org/10.27393/d.cnki.gxazu.2020.000726>
- [11] 汪慧敏. 我国铜现货市场价格预测[D]: [硕士学位论文]. 上海: 复旦大学, 2013.